

УДК 621.316.11

DOI: 10.15587/1729-4061.2019.168182

Дослідження та реалізація фрактальних властивостей електричного навантаження цивільних об'єктів для ефективного прогнозування й керування електро-споживанням

П. Д. Лежнюк, А. С. Бондарчук, Ю. А. Шуллє

Досліджено процес формування графіків електричного навантаження багатопверхових житлових будинків мікрорайону міста з огляду фрактальної структури і наявності короткотермінової та довготривалої залежності, властивості самоафінним стохастичним процесам. Результати дослідження добових, тижневих, місячних, річних графіків показав наявність фрактальних властивостей та наявність короткотермінової і довготривалої пам'яті. Це дозволяє для ефективного прогнозування і керування електроспоживання використовувати фрактальний аналіз, який встановлює залежність майбутніх значень від ретроспективної інформації. Особливістю дослідження є визначення критичного значення показника Херста, при наближенні до якого система втрачає стійкість та переходить у нестабільний стан, за якого параметри швидко змінюються. У теорії фрактальних множин і фрактальної геометрії значну роль відіграють самоподібні і фрактальні множини. Використовуючи зазначенні властивості фракталу, в роботі доведено наявність фрактального принципу формування динаміки електричного навантаження цивільних об'єктів на прикладі електроспоживання багатопверхових житлових будинків мікрорайону міста. Розрахунок показника Херста надав можливість визначити, що ряд є персистентним і придатним для адекватного прогнозу та ефективного управління електроспоживанням. У перспективній моделі короткострокові прогнози навантаження є вихідною інформацією для формування заявок щодо об'єму електроенергії при укладанні договорів між суб'єктами енергоринку – енергогенерувальними та електропостачальними компаніями і потужними електроспоживачами. Актуальність дослідження полягає у застосуванні фрактального аналізу поведінки електроспоживання саме до цивільних об'єктів, оскільки в науковій літературі аналізуються процеси формування і прогнозування електричного навантаження енергосистем, промислових підприємств

Ключові слова: фрактал, самоафінність, персистентність, показник Херста, трендостійкість, прогнозна модель

1. Вступ

Прогнозування динаміки електричного навантаження, електроспоживання з використанням її фрактальних властивостей набуває все більшого поширення в енергетиці. За допомогою показника Херста вдається виявити і чисельно оцінити такі фундаментальні характеристики часових рядів, як наявність довготривалої пам'яті й її глибину, персистентність та ін. Використання цих критеріїв

дозволяє будувати прогностичні моделі, які виявляються продуктивними у разі, коли класичні методи прогнозування виявляються неефективними.

Перше визначення фракталу таке: «Фракталом називається структура, яка складається з частин і, у деякому значенні, подібна цілому» [1]. Таким чином, за своєю сутністю фрактал – це самоподібна структура, розвиток якої не залежить від масштабу. Це рекурсивна модель, кожна частина якої повторює у своєму розвитку розвиток усієї моделі в цілому. При цьому у теорії фрактальних множин і фрактальної геометрії значну роль відіграють самоподібні і фрактальні множини.

Актуальність дослідження полягає у тому, що використовуючи виявлені властивості фракталу щодо ретроспективної інформації з електричного навантаження цивільних об'єктів, вдається визначити періоди нестабільного стану для його адекватного прогнозу та ефективного керування електроспоживанням.

2. Аналіз літературних даних та постановка проблеми

Аналіз наукових праць за темою дослідження показав, що існуючі методи прогнозування електричного навантаження на практиці стикаються з певними труднощами. Наприклад, математичні моделі прогнозування електричного навантаження повинні враховувати апріорну інформацію про процес, коливання світлової тривалості доби, вплив зовнішніх факторів, сезонності навантаження мережі та розпорядку дня населення, що складно піддаються математичному опису. Все це зумовлює актуальність розроблення нових методів, які б відтворювали та прогнозували складні залежності, які супроводжуються нечітким формалізованим завданням. До таких нових методів відноситься теорія фракталів, яка дозволяє з іншого боку розглянути процес прогнозування електроспоживання та якісно вирішувати зазначені проблеми [1]. У дослідженнях використовуються фрактали, аналіз часових рядів та нелінійні динамічні моделі для пояснення поведінки і розуміння руху ринкових цін [2]. На основі теорій функцій фрактальної розмірності та фрактальної інтерполяції застосовуються алгоритми кореляції до моделі короткострокового прогнозування навантаження енергосистеми. Атрактор отримується за допомогою вдосконаленого детермінованого алгоритму, заснованого на функції фрактальної інтерполяції. Прогнозування виконується за 3-денної апріорної інформації навантаження, що не завжди забезпечує високу точність [3]. Розглядаються питання підвищення ефективності керування електроспоживанням за рахунок розроблення методу і моделей оперативного прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання енергосистем, промислових підприємств з використанням їх фрактальних властивостей [4]. У традиційних методах існує ряд недоліків, таких як вертикальний масштабний коефіцієнт, який важко розрахувати, низька точність, складність у використанні. Тому пропонується попередній аналіз апріорної інформації щодо електричного навантаження з використанням вейвлета, а потім використовується значення параметра Херста для обчислення коефіцієнтів вертикального масштабування. Прогнозування

виконується у двох аспектах, а саме фрактальна інтерполяція та фрактальна екстраполяція. Екстраполяція тренда, регресійна модель широко використовуються у довготривалому прогнозуванні енергетичного навантаження, однак такі методи не можуть урахувати феномен хаотичності систем [5]. На практиці користуватися багатовимірними щільностями ймовірності досить складно, так само як і їх визначити. Випадкові нестационарні графіки навантаження часто мають особливості, що спрощують їх аналіз і моделювання. До таких особливостей відноситься повторюваність технологічних або добових циклів, а також циклів, викликаних сезонними змінами [6]. Описується вирішення задачі прогнозування підсумкового електричного навантаження електроенергетичної системи двома способами. Перший, для побудови математичної моделі, використовує параметричний метод аналізу та прогнозування нестационарних часових рядів. Другий – нейро-фаззі мережі, який характеризується відсутністю адаптації запропонованої нейро-фаззі мережі до нових даних та недостатньою кількістю вихідних даних для навчання мережі. Це скорочує час навчання штучної нейронної мережі за рахунок зниження точності результатів прогнозування [7]. Основу статистичних прогнозних математичних моделей електричних навантажень систем електроспоживання складають різні моделі часових рядів. Такі як модель ковзного середнього і зваженого ковзного середнього, модель експоненційного згладжування Брауна, авторегресійна модель, поєднана модель авторегресії інтегрованого ковзного середнього або Бокса-Дженкінса та ін. [8]. Викладено основні положення та описано особливості архітектури системи оперативно-диспетчерського керування електроенергетичними системами [9]. Методи статистичної обробки інформації мають добре розвинені і вивчені класичні методи, а саме, регресійний, кореляційний аналіз і т. д. Незважаючи на безперечну цінність зазначених видів досліджень, у багатьох випадках від нього доводиться відмовлятися через нестационарність процесу. Як алгебраїчний підхід можна розглядати побудову математичних моделей процесів на основі теорії нечітких множин, штучних нейронних мереж. Це дозволяє формувати модель об'єкта або процесу в умовах малих і нестационарних вибірок, а також формалізувати експертні оцінки фахівців. Саме математичні прогнозні моделі, які є комбінацією статистичних та детермінованих моделей, дозволяють забезпечити найкращу точність прогнозування. Але такі моделі не завжди відтворюють складні залежності, які супроводжуються нечітким формалізованим завданням [10]. Здійснена програмна реалізація штучної нейронної мережі для прогнозування технічних втрат електроенергії в лініях електропередачі, але без розділення видів електроспоживачів на промислові та цивільні [11]. У роботі [12] надана оцінка ризиків інтегрованої енергосистеми, які обчислюються шляхом виконання температурно-збільшеного ймовірнісного потоку електричного навантаження з використанням моделювання Монте-Карло. Апріорна інформація для генерації електроенергії, температури навколишнього середовища і потужності електричного навантаження, ко-

жна з яких зібрана протягом дванадцяти конкретних моментів часу за останні п'ять років, попередньо обробляються за допомогою трьох моделей лінійної регресії для моделювання невизначеності, яка не завжди гарантує високу точність. Використовується у [13] вейвлет-розкладання силового електричного навантаження на серію низькочастотних і високочастотних сигналів, які прогноуються різними моделями. Для знаходження оптимальних параметрів прогнозування пропонується алгоритм перевірки сегментації апріорної інформації навантаження відповідно до часової послідовності.

Однак невирішеною частиною проблеми є фактична відсутність глибоких досліджень щодо прогнозування електроспоживання саме цивільних об'єктів, на відміну від поширених таких досліджень щодо енергосистем, промислових підприємств.

3. Мета та завдання дослідження

Метою дослідження є підвищення ефективності прогнозування та керування електроспоживанням цивільних об'єктів шляхом використання методу короткотермінового та довготривалого прогнозування графіків електричних навантажень з використанням їх фрактальних властивостей.

Для досягнення поставленої мети вирішувалися такі завдання:

- організувати та отримати за допомогою автоматизованої системи комерційного обліку електроенергії (АСКОЕ) ретроспективну інформацію щодо електричного навантаження, електроспоживання багатоповерхових житлових будинків мікрорайону міста;
- змодельовати добову, тижневу та місячну динаміку електричного навантаження, електроспоживання багатоповерхових житлових будинків мікрорайону міста за інформацією АСКОЕ;
- дослідити фрактальні властивості електричного навантаження цивільних об'єктів та оцінити глибину пам'яті, трендостійкість, кризові періоди за ретроспективної інформації;
- реалізувати виявлені дослідженням фрактальні властивості електричного навантаження цивільних об'єктів для адекватного прогнозування та ефективного управління електроспоживанням.

4. Об'єкт і методи дослідження фрактальних властивостей графіків електричного навантаження цивільних об'єктів

4.1. Об'єкт дослідження та характеристика споживачів електроенергії, що використовувалися в експерименті

Об'єктом дослідження є процес формування структури добових, тижневих, місячних графіків електричного навантаження квартир, житлових будинків кварталу міста. Динаміка їх є випадковою, залежить від наявності того або іншого набору електроприймачів, порядку денного життя населення, які істотно змінюються протягом доби і залежно від пори року. Впливають на форму графіків електроспоживання температура навколишнього середовища, тривалість денної частини доби, хмарність небосхилу, швидкість та вологість вітру тощо [14]. Все це створює труднощі в їх прогнозуванні. Визначення та прогнозуван-

ня електричних навантажень є основою проектування внутрішніх мереж будинків, міських систем електропостачання, планування об'єму електроенергії для населення. Динаміка електроспоживання житлових будинків визначається двома групами електроприймачів. До першої групи відносяться квартирні прилади освітлення, побутові електроприлади. До другої – загально-будинкові прилади освітлення поверхових площадок, сходових клітин та вентиляторні, ліфтові установки, насоси підкачування холодної і гарячої води та ін. Практично на величину споживання електричної енергії впливають найбільш потужні електроприймачі повсякденного використання. До них відносяться електричні плити, бойлери, кондиціонери, електронагрівальні прилади, пральні і посудомийні машини. Результати досліджень за опитуванням мешканців будинків показали, що установлена потужність освітлення квартир знаходиться від 0,34 до 0,65 кВт, а із поступовим застосуванням сучасних освітлювальних приладів – значно менше. В обстежених квартирах на 100 сімей зафіксовано близько 50 % електрочайників і 95 % телевізорів. Насичення холодильниками становить 100 %, пральними машинами – 75 %, безперервно збільшується від 30 % кількість бойлерів, кондиціонерів. Використовуються інші побутові електроприлади, доля яких в загальному вжитку квартири є незначною. Загальнобудинкові навантаження багатоповерхових будинків становлять, через особливий режим роботи протягом року, 3–5 % від загального розрахункового навантаження по житловому будинку.

4. 2. Метод дослідження фрактальних властивостей графіків електричного навантаження цивільних об'єктів

Метод дослідження фрактальних властивостей графіків електричного навантаження, електроспоживання цивільних об'єктів побудовано на результатах їх аналізу за показником Херста. При цьому використовується аналогія між побудовою Кривої Коха та принципу формування графіків електроспоживання на прикладі електроспоживання багатоповерхових житлових будинків мікрорайону міста [1]. Як відомо, для отримання Кривої Коха необхідно розділити відрізок на три рівні частини, на середній з яких побудувати правильний трикутник. Кожну із сторін фігури, що утворилася, знову розділити на три рівні частини і на середніх із них побудувати правильні трикутники і т. д. Результатом цього процесу буде Крива Коха, побудова якої за п'ять ітерацій наведено на рис. 1.

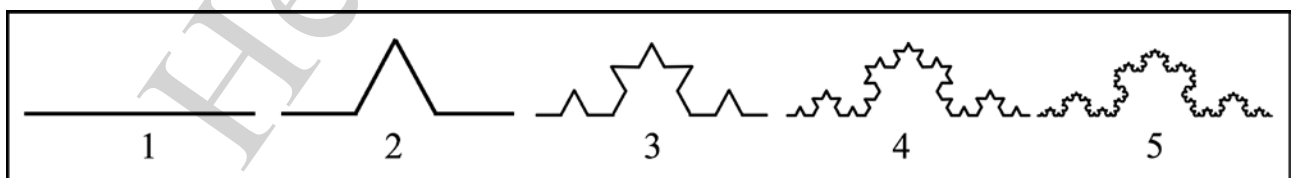


Рис. 1. Стадії побудови за п'ять ітерацій Кривої Коха

Крива Коха самоподібна: складається з чотирьох частин, подібних усій кривій нескінченної довжини з коефіцієнтом подібності $1/3$. Фрактальна розмірність часового ряду, або накопичених змін при випадковому блуканні, рівна

1,5, кривої лінії – рівна 1, а геометричної лінії, яка заповнює площину, рівна 2. Отже, фрактальна розмірність випадкового блукання знаходиться між кривою лінією і площиною. Таким чином, фрактальна розмірність D – це критична розмірність, яка характеризує те, як об'єкт або часовий ряд заповнює простір. Розмірність описує структуру предмета при зміні коефіцієнта збільшення, або при зміні масштабу предмета. Статистика часового ряду з фрактальною розмірністю, відмінною від 1,5, значно відрізняється від гаусової статистики і не обов'язково знаходиться в межах нормального розподілу. Показник Херста H може бути перетворений у фрактальну розмірність D за допомогою такої формули:

$$D=2-H.$$

Отже, якщо $H=0,5$, то $D=1,5$. Обидві величини характеризують незалежну випадкову систему. Величина $1<H<0,5$ буде відповідати фрактальній розмірності, більш близькій до кривої лінії. Це, за термінологією Херста, персистентний часовий ряд, який дає більш гладку, менш зазубрену лінію, ніж випадкове блукання. Антиперсистентна величина H ($0<H<0,5$) дає, відповідно, більш високу фрактальну розмірність і більш переривчасту лінію, ніж випадкове блукання і, відповідно, характеризує систему, яка більш схильна до змін. Це в точності відповідає антиперсистентному часовому ряду. Фрактальна розмірність є показником складності графіка навантаження. Аналізуючи чергування ділянок з різною фрактальною розмірністю і тим, як на систему впливають зовнішні і внутрішні фактори, можна навчитися передбачати поведінку системи, і найголовніше, діагностувати та передбачати нестабільні стани. Суттєвим моментом запропонованого підходу є наявність критичного значення фрактальної розмірності графіка, при наближенні до якого система втрачає стійкість і переходить у нестабільний стан. Параметри швидко зростають або зменшуються, залежно від тенденції, що має місце в цей час. Тобто фрактальна розмірність графіка електроспоживання може використовуватися як індикатор кризи. Також величина фрактальної розмірності може бути індикатором кількості факторів, що впливають на систему електроспоживання.

При фрактальній розмірності менше 1,4 – на систему впливає одна або кілька сил, що рухають систему в одному напрямку. Якщо близько 1,5 – сили, що діють на систему, різноспрямовані, але більш-менш компенсують одна одну. Поведінка системи в цьому випадку є стохастичною і добре описується класичними статистичними методами. Якщо значно більше 1,6 – система стає нестійкою і готова перейти в новий стан.

Під час достатньо стабільних періодів і повільних підйомів фрактальна розмірність часового ряду залишається досить невисокою, в той час як в періоди криз сумарна фрактальна розмірність зростає. У випадку, коли знайдена аномальна величина H , виникає питання, чи обґрунтована оцінка такої величини. Перевірити обґрунтованість результатів можна шляхом змішування даних, у результаті чого порядок спостережень стане повністю відмінним від початкового ряду. Через те, що спостереження залишаються такими ж, їх частотний розподіл також залишається незмінним. Далі обчислюється показник Херста цих пе-

ремішаних даних. Якщо ряд дійсно є незалежним, то показник Херста не зміниться, оскільки був відсутній ефект довготермінової пам'яті, тобто кореляції між спостереженнями. В цьому випадку змішування даних не впливає на якісні характеристики даних. Якщо мав місце ефект довготермінової пам'яті, то порядок даних електричних навантажень дуже важливий. Змішуючи дані, тим самим руйнуємо структуру системи. Оцінка H при цьому буде значно нижчою і буде наближатись до 0,5, навіть якщо частотний розподіл спостережень не зміниться. Безрозмірне співвідношення за допомогою ділення розмаху R на стандартне відхилення спостережень S прийнято називати методом нормованого розмаху (R/S -аналіз) [4].

Фрактал – це геометрична форма, яка може бути розділена на частини, кожна з яких є зменшеною версією цілого. Таку особливість можна застосувати до формування графіка електроспоживання житлових будинків, яке складатиметься із електричного навантаження кожної з квартир, електроспоживання окремих будинків.

Наприклад, на рис. 2, 3 наведені графіки щодобового навантаження квартири та щодобового електроспоживання житлового будинку протягом тижня.

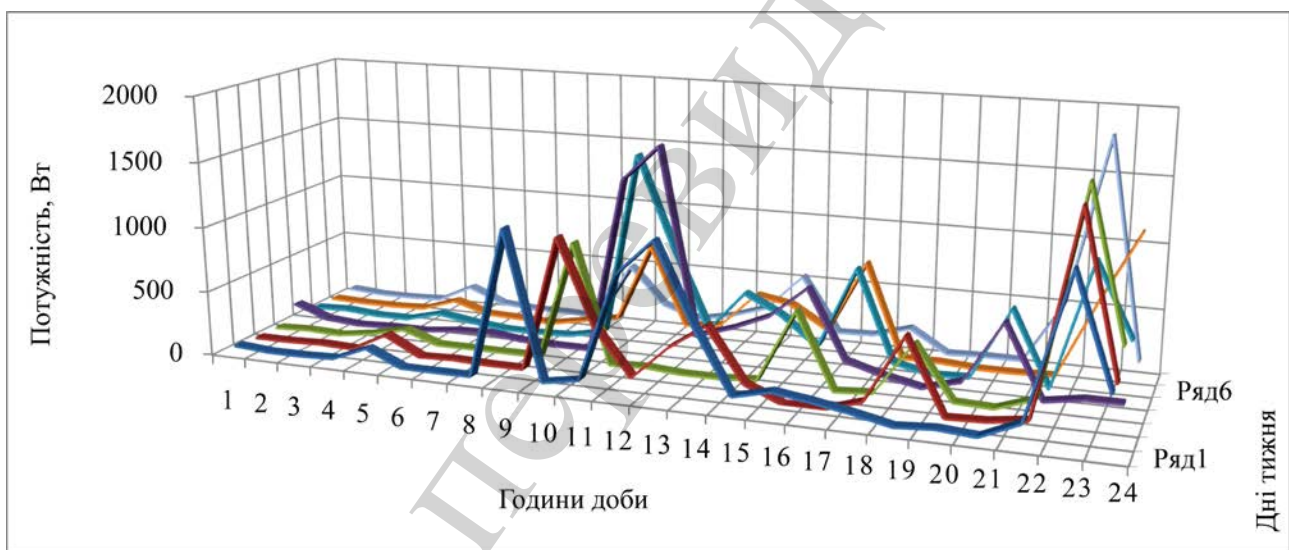


Рис. 2. Графіки щодобового електричного навантаження квартири протягом тижня

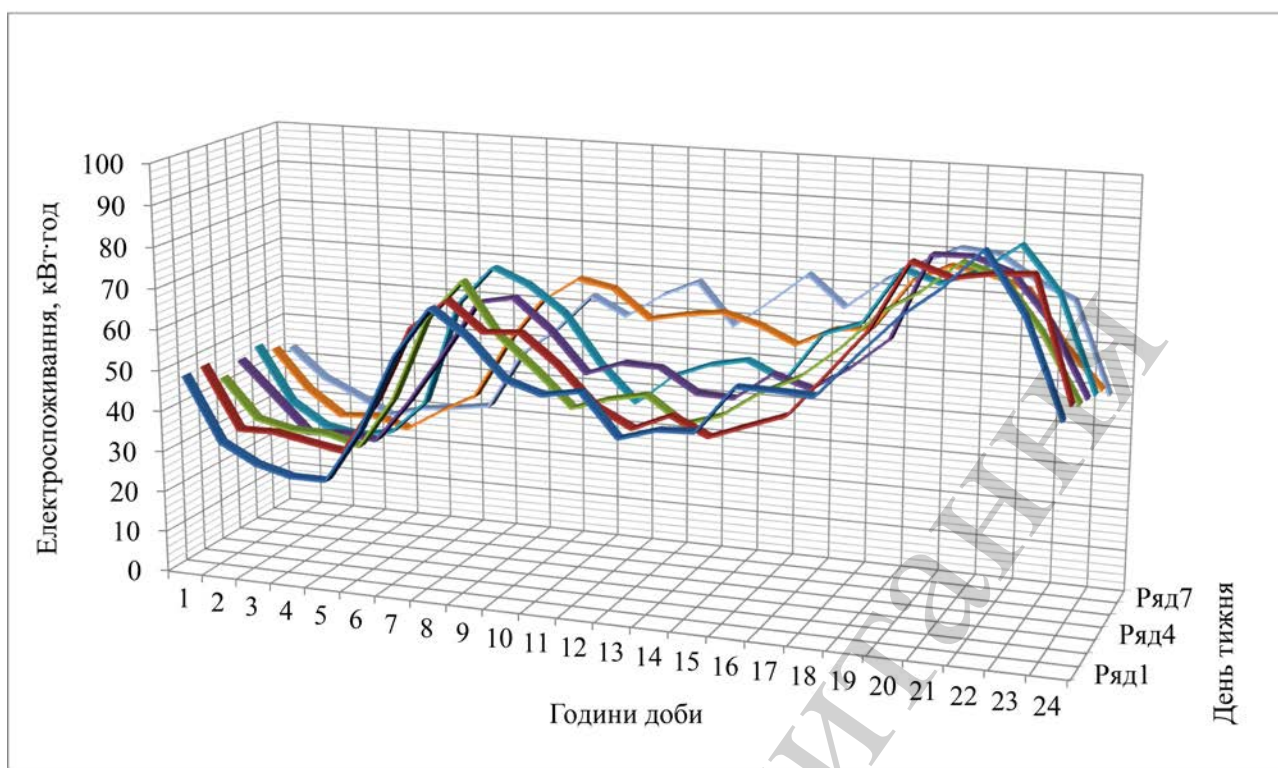


Рис. 3. Графіки щодобового електроспоживання житлового будинку протягом тижня

На рис. 4 наведено графіки щомісячного електроспоживання житлового будинку протягом року.

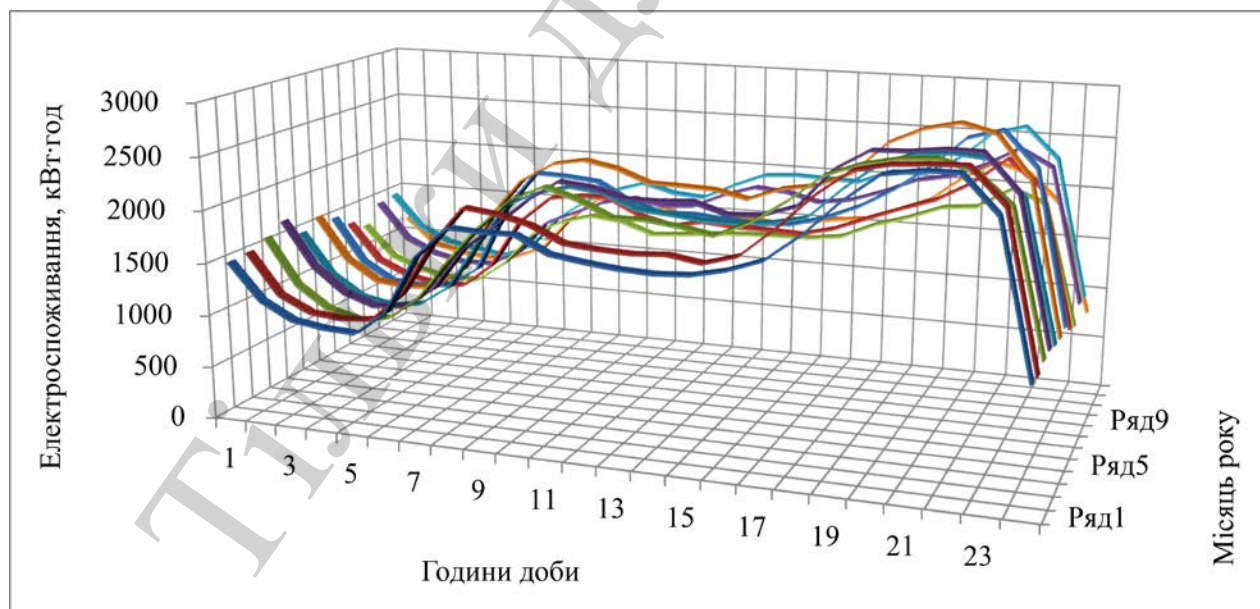


Рис. 4. Графіки щомісячного електроспоживання житлового будинку протягом року

Графіки тижневі, місячні електричного навантаження багатоповерхових житлових будинків можна представити як тренд із шумом. Формалізуємо алгоритм для визначення показника Херста у сучасних методах фрактального аналізу в такому порядку [4].

За інформацією АСКОЕ, електричне навантаження багатоквартирного будинку в загальному випадку має вигляд:

$$P: p_i, i=1,2,...,n. \quad (1)$$

В ньому послідовно виділимо його початкові відрізки

$$P\tau=p_1, p_2, ..., p_\tau, \quad (2)$$

де $\tau=3, 4, ..., n$, для кожного з яких обчислимо поточне середнє

$$\bar{p}_\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{i=1}^{\tau} p_i. \quad (3)$$

Для кожного фіксованого $P\tau$, $\tau=3, 4, ..., n$ обчислюється накопичене відхилення відрізків довжини

$$t: X_{t,\tau} = \sum_{i=1}^t (p_i - \bar{p}_\tau), \quad t=1, \tau. \quad (4)$$

Обчислюємо різницю між максимальним і мінімальним накопиченим відхиленням $R=R(\tau)=\max(P\tau, t) - \min(P\tau, t)$ за $1 \leq t \leq \tau$.

Цей розмах нормується, тобто представляється у вигляді відношення R/S , де $S=S(\tau)$ – стандартне відхилення для відрізка часового ряду $P\tau$, $3 \leq \tau \leq n$.

Показник Херста $H=H(\tau)$, який характеризує фрактальну розмірність заданого часового ряду і колір шуму, що йому відповідає, отримаємо з такого наведеного співвідношення

$$R/S = (a \cdot \tau)^H, \quad H=H(\tau). \quad (5)$$

Логарифмуємо обидві частини цієї рівності та приймаючи $a = 1/2$, отримуємо декартові координати ($x\tau$, $y\tau$) точок H -траєкторії, ординати й абсциси яких дорівнюватиме:

$$y\tau = H(\tau) = \frac{\log(R(\tau)/S(\tau))}{\log(\tau/2)}, \quad x_\tau = \tau, \quad \tau = 3, 4, ..., n. \quad (6)$$

Необхідна для фрактального аналізу ряду R/S -траєкторія представляється у декартових логарифмічних координатах послідовністю точок, абсциси яких такі: $x\tau=\log(\tau/2)$, а ординати $y\tau=\log[R(\tau)/S(\tau)]$.

З'єднавши відрізком сусідні точки (x_τ, y_τ) і $(x_{\tau+1}, y_{\tau+1})$, $\tau=3, 4, \dots, n-1$, можемо отримати графічне відображення R/S -траєкторії (H -траєкторії) в логарифмічних координатах (рис. 5).

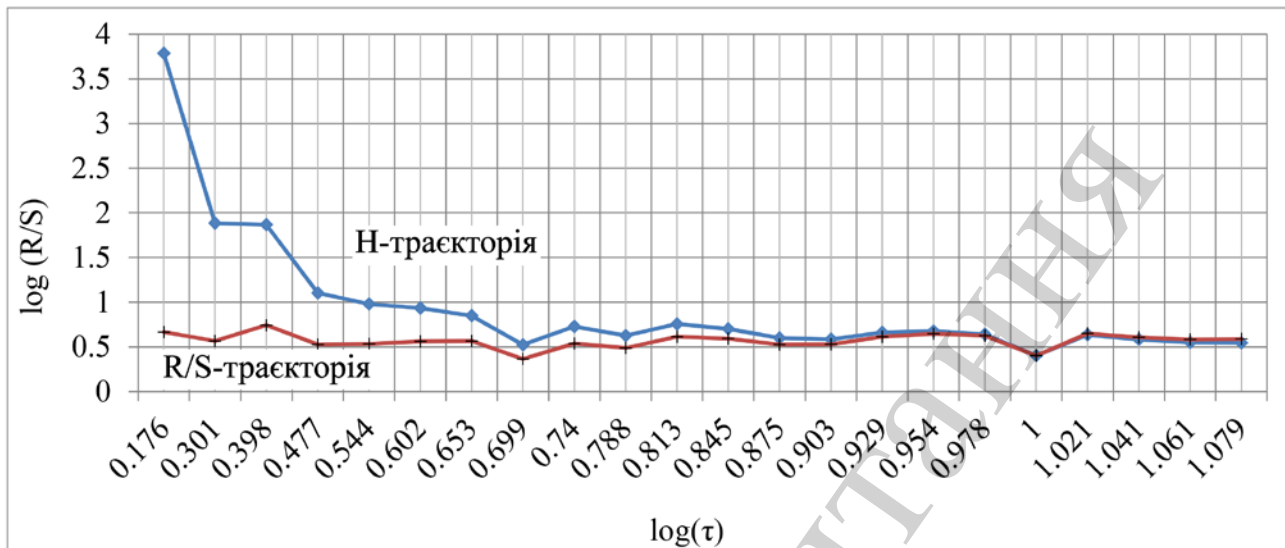


Рис. 5. H -траєкторія і R/S -траєкторія відрізка добового графіка електричного навантаження житлового будинку

За допомогою отриманих R/S -траєкторії і H -траєкторії відрізка добового графіка електричного навантаження житлового будинку можна чисельно оцінити такі характеристики часових рядів як наявність довготривалої пам'яті й її глибину, трендостійкість та інші показники.

5. Результати досліджень та оцінка фрактальних властивостей графіків електричного навантаження цивільних об'єктів

За результатами досліджень на відрізку від $\log(\tau)=0,176$ до $\log(\tau)=0,653$ (рис. 5) є найкращий варіант для прогнозування електричних навантажень, оскільки значення $H > 0,6$, для якого характерний «чорний колір» шуму відповідно до значень показника Херста (табл. 1).

Аналіз фрактальних властивостей річних графіків електроспоживання цивільних об'єктів розглядається з урахуванням фрактальної структури і наявності довготермінової залежності, властивості самоподібним стохастичним процесам. Особливістю цього є те, що один і той самий процес може містити в собі різні типи часової залежності. Виявити наявність типу пам'яті дає змогу R/S -аналізу зміни показника Херста H залежно від довжини часового ряду, отримуючи точкову оцінку цього параметру, що характеризує ступінь довготермінової залежності.

У цьому випадку показник Херста H розглядається як функція числа відліку часового ряду $H(n)$, поводження якої дає можливість визначити важливі характеристики часового ряду. Це незалежність випадкових даних, наявність циклічних складових і середню довжину неперіодичного циклу, наявність короткотермінової і довготривалої залежності.

Таблиця 1

Відповідність значень показника Херста кольору шуму

Значення H	Колір шуму	Опис особливості
0–0,1	Коричневий шум	Відповідає максимальній фрактальній розмірності часового ряду і повній невизначеності у відношенні прогнозованості, або відповідає броунівському випадковому процесу, для якого відсутні ефекти пам'яті або в яких тренд відсутній
$0,3 \pm 0,1$ (0,2–0,4)	Рожевий шум	Характеризується антиперсистентністю, тобто є таким, що не підтримує поточну тенденцію
$0,5 \pm 0,1$ (0,4–0,6)	Білий шум	Відповідає хаотичній поведінці часового ряду і, відповідно, найменшій надійності прогнозу або найменшій прогнозованості. Ряди з властивостями «білого шуму» характеризуються «повною непередбачуваністю», їм властиві циклічність, часта зміна трендів, що супроводжується втратою персистентності
0,6–1	Чорний шум	Чим більше значення H , тим більша трендостійкість властива відповідному проміжку часового ряду. При $H \gg 0,5$ досліджуваний часовий ряд є персистентним або трендостійким, тобто таким, що підтримує поточну тенденцію (якщо ряд зростає протягом деякого періоду, то досить ймовірно, що він збереже цю тенденцію деякий час у майбутньому). Така трендостійкість поведінки підсилюється при наближенні H до 1,0. Коли H наближається до 1,0, ряд стає менш зашумленим і має більше послідовних спостережень з однаковим знаком. Спадкоємність синергетичних і класичних статистичних методів забезпечується при $H > 0,9$

Типові залежності $\log(R/S)$ від довжини ряду для процесів з різними типами пам'яті наведено на рис. 6.

Пунктирною лінією позначено теоретичні значення $\log(R/S)$ для незалежних випадкових даних за $H=0,5$ (крива 2). За наявності довготривалої залежності (крива 1) значення $\log(R/S)$ знаходитимуться вище пунктирної лінії, а у випадку антиперсистентності – нижче (крива 3).

Аналіз поведінки показника Херста дає змогу визначити значення часового інтервалу, починаючи з якого процес змінює властивості довготермінової залежності. За допомогою R/S -аналізу можна виявити циклічність процесу і визначити середню довжину неперіодичних циклів, характерних для хаотичних систем.

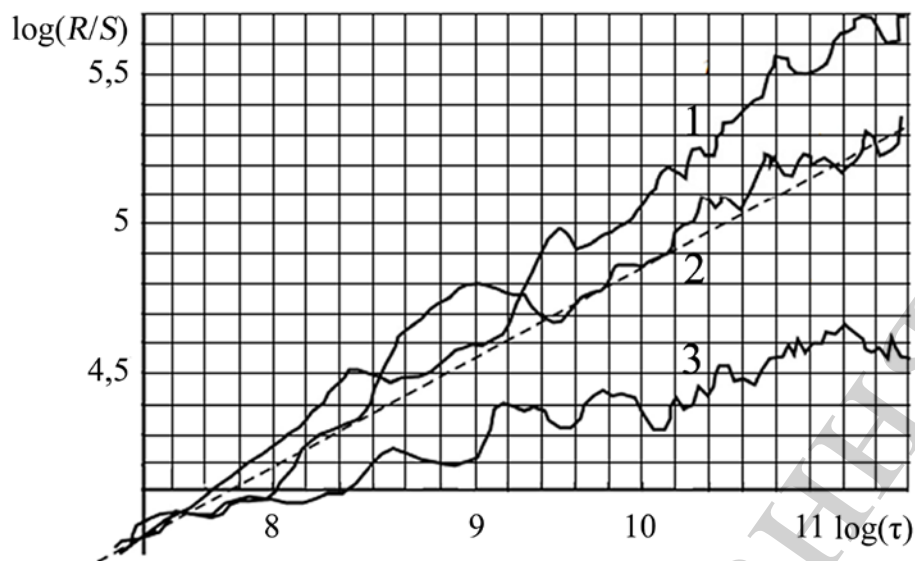


Рис. 6. Типові залежності $\log(R/S)$ від довжини ряду

Оскільки в цьому випадку динаміка системи обмежена атрактором (періодичним або хаотичним), починаючи з певного періоду значення показника H (нахил кривої $\log(R/S)$) перестають змінюватися. Цей період характеризує середню довжину циклу. Особливе значення при дослідженні фрактальних процесів має виявлення і усунення короткотермінової залежності, що характерна для авторегресійних процесів. Лінійна залежність збільшує значення показника Херста і демонструє ефект довготермінової пам'яті. Для усунення короткотермінової залежності необхідно значення часового ряду процесу $S(t)$ регресувати як залежну змінну відносно $S(t-1)$. Далі знайти лінійну залежність між ними і провести R/S -аналіз залишку $X(t)=S(t)-[a+bS(t-1)]$. Якщо вихідний ряд мав довготривалу пам'ять, то залежність зберігається, у той час як короткотермінова залежність усувається.

З метою виявлення властивості фракталу у графіках електричних навантажень, досліджено ряд щотижневого електроспоживання 216-квартирного будинку за період з 02.10.2017 р. по 08.04.2018 р., який містить 1680 спостережень (рис. 7).

Щоб застосувати фрактальний аналіз для дослідження часових рядів (динаміки електроспоживання), необхідно використовувати критерії значимості і методи підготовки даних. Проаналізуємо для графіків електричного споживання житлового будинку авторегресійні $AR(1)$ -різниці за вказаний період часу. Ці різниці використовуються для усунення або зведення до мінімуму лінійної залежності. Лінійна залежність може змістити показник Херста і змусити виглядати його значущим (коли немає довгострокових трендів), тобто викликати помилку першого роду. Використовуючи авторегресійні $AR(1)$ -різниці, зсув зводимо до мінімуму. Такий процес називають попереднім відбілюванням або видаленням трендів. У разі R/S -аналізу видалення трендів усуне серійну кореляцію, або короточасну пам'ять.

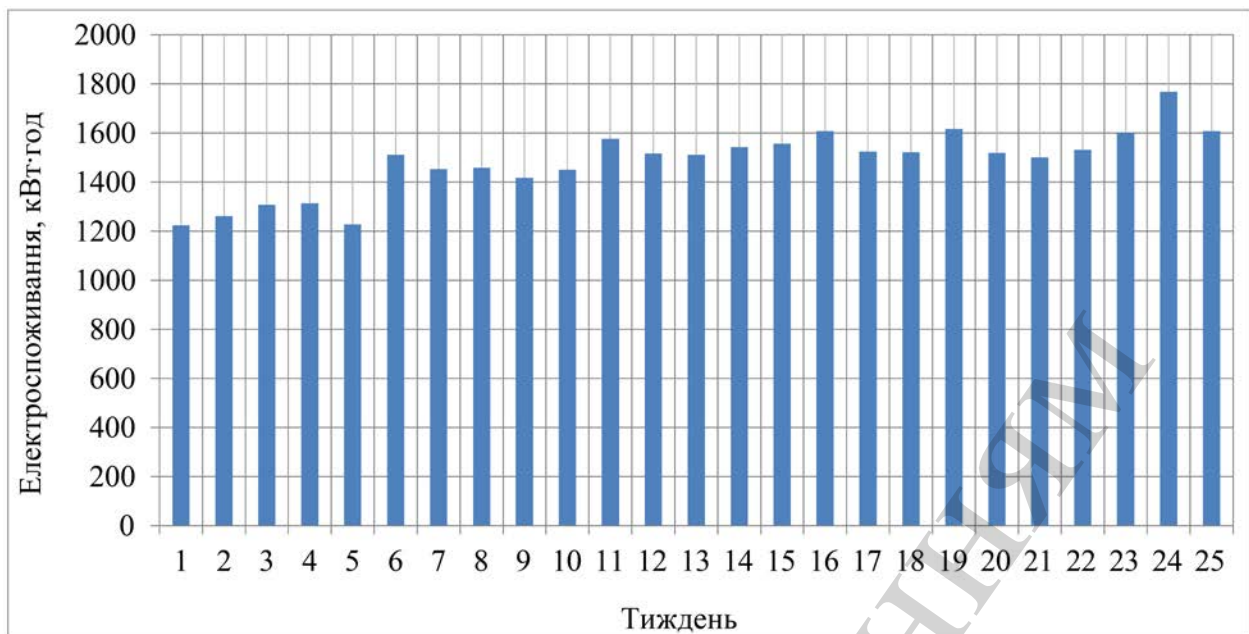


Рис. 7. Динаміка щотижневого електроспоживання житлового будинку за період з 02.10.2017 р. по 08.04.2018 р.

Почнемо дослідження структури ряду споживання електроенергії житловим будинком з побудови ряду першої різниці $D(-1)$.

Процедура взяття першої різниці рівноцінна вилученню авторегресійної залежності і лінійного тренду. Це часто дає можливість отримати стаціонарний, у широкому значенні, ряд, який було досліджено на стаціонарність за критеріями серій, інверсій і поворотних точок. Проведені дослідження продемонстрували відсутність тренду часового ряду (рис. 8).

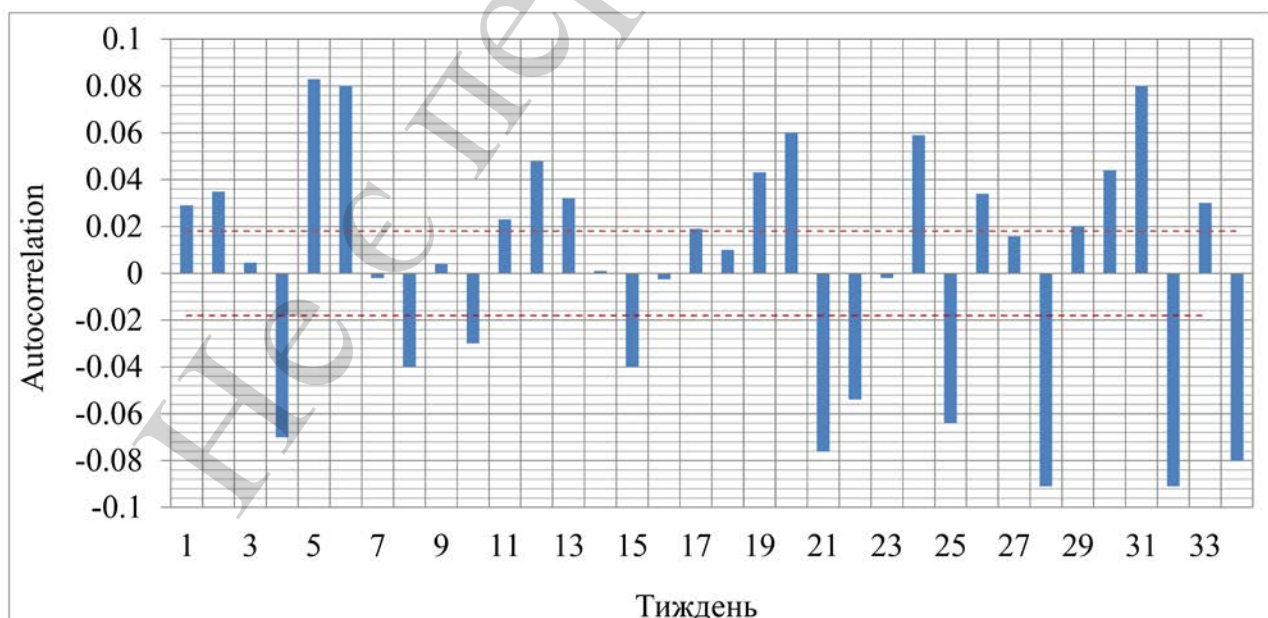


Рис. 8. Функція автокореляції за $D(-1)$ для ряду споживання електроенергії

Поведінка у часі з 02.10.2017 р. по 08.04.2018 р. R/S -траєкторії, що наведені на рис. 9, свідчить про хаотичну поведінку часового ряду (відповідає, в основному, білому шуму), якому властива часта зміна тренда електроспоживання.



Рис. 9. Результат R/S -аналізу графіка електроспоживання будинку

Результати R/S -аналізу графіків електроспоживання та визначення показника Херста підвищують ефективність прогнозу та управління електроспоживанням в період виявленої хаотичної поведінки часового ряду. У ці періоди відбуватиметься часта зміна тренда електроспоживання, що потребує особливого підходу до формування заявок на постачання прогнозного об'єму електроенергії при укладанні договорів між суб'єктами енергоринку – енергогенерувальними та електропостачальними компаніями й об'єктами цивільного призначення. Ігнорування такої узгодженості між суб'єктами може призвести до аварійних ситуацій, відключення окремих споживачів від енергосистеми через перевантаження ліній електропередачі, силових трансформаторів. Наслідками цього можуть бути пошкодження електрообладнання СЕП, збитки в особистих господарствах населення, що залежать від тривалості перерви в електропостачанні тощо. У період виявлених криз відповідними управлінськими діями на суб'єкти енергоринку можна уникнути таких небезпечних ситуацій шляхом передбачення збільшення об'єму відпуску електроенергії споживачам або примусового відключення частини об'єктів від електропостачання.

6. Обговорення результатів дослідження графіків електроспоживання цивільних об'єктів

Існуючі методи прогнозування електричного навантаження цивільних об'єктів на практиці стикаються з певними труднощами в період виявленої хаотичної поведінки часового ряду, оскільки математичні моделі процесу повинні враховувати численні фактори, що впливають на його динаміку. Теорія фракталів дозволяє якісно (у межах 2,5 %) вирішувати ці задачі шляхом фрактального аналізу часових рядів, який сприяє підвищенню адекватності прогнозування за

рахунок поглибленого аналізу причин, що викликають кризові ситуації, наприклад, 8, 9...27–31-й тиждень (рис. 9). Результати цього аналізу сприятимуть підвищенню ефективності управління електропостачанням, критерієм якого є швидкість прийняття відповідного рішення як зі сторони енергогенерувальної компанії (автоматичного, за допомогою програмно-апаратного комплексу, підвищення/пониження за необхідності генерації електроенергії), так і зі сторони споживача (за необхідного автоматичного управління споживання електроенергії).

Несвоєчасне реагування на ситуацію призводить до зниження якості електропостачання або до аварії. Однак ці небезпечні періоди потребують подальшого ретельного вивчення реальних чинників, що їх викликають у даному регіоні за періоди, що розглядаються, які достатньо складно отримати і систематизувати, а також оперативного узгодження сумісних управлінських дій суб'єктів енергоринку, направлених на мінімізацію негативного їх впливу на якість електропостачання.

7. Висновки

1. У процесі дослідження організовано та отримано за допомогою АСКОЕ ретроспективну інформацію щодо електричного навантаження житлових будинків мікрорайону міста. Систематизація добової, тижневої, місячної такої інформації надала можливість створити базу даних для фрактального аналізу структури графіків. Отримання передісторії навантаження за півроку надало можливості проведення якісного аналізу формування структури графіків.

2. Розроблені моделі за накопиченою базою даних електроспоживання житлових будинків мікрорайону виявили специфічність формування добових, тижневих, місячних графіків, які притаманні фракталам. А саме, підсумковий місячний графік електричного навантаження житлових будинків формується на динаміці тижневого графіка, тижневий – на динаміці добового житлових будинків, який, у свою чергу, формується на базі динаміки навантаження кожного будинку, що формується за графіком навантаження кожної квартири.

3. За результатами фрактального аналізу визначено наявність і надано оцінку критичного значення фрактальної розмірності графіка, при наближенні до якого система втрачає стійкість і переходить у нестабільний стан. Розрахована фрактальна розмірність графіка може використовуватися при прогнозуванні як індикатор кризи. Це має практичну цінність для обґрунтованого прийняття заходів щодо уникнення кризових ситуацій в електропостачанні об'єктів цивільного призначення. За результатами дослідження такі кризові періоди в електропостачанні житлових будинків відбуватимуться у вранішні і вечірні години та в інші години, що визначаються за. У цей час зростає ймовірність аварійних вимкнень у години пікових навантажень енергосистеми, у разі неузгодженості дій щодо регулювання електроспоживання об'єктів з енергопостачальними компаніями.

4. Виявлені дослідженням фрактальні властивості електричного навантаження цивільних об'єктів реалізовано для адекватного прогнозування та ефективного керування електроспоживанням в період хаотичної поведінки часового ряду, які визначені за показником Херста. Уникнення цих кризових періодів мо-

жна шляхом узгодження сумісних управлінських дій суб'єктів енергоринку, направлених на мінімізацію негативного їх впливу на якість електропостачання.

Література

1. Feder J. Fractals. New York, 1988. 283 p. doi: <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-2124-6>
2. Peters E. Fractal Market Analysis: Applying Chaos Theory to Investment and Economics. Boston, 1994. 336 p.
3. Jian-Kai L., Cattani C., Wan-Qing S. Power Load Prediction Based on Fractal Theory // *Advances in Mathematical Physics*. 2015. Vol. 2015. P. 1–6. doi: <https://doi.org/10.1155/2015/827238>
4. Лежнюк П. Д., Шуллє Ю. А. Оперативне прогнозування електричних навантажень систем електроспоживання з врахуванням їх фрактальних властивостей. Вінниця: ВНТУ, 2015. 104 с.
5. Zhai M.-Y. A new method for short-term load forecasting based on fractal interpretation and wavelet analysis // *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*. 2015. Vol. 69. P. 241–245. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijepes.2014.12.087>
6. Bunn D. W., Farmer E. D. Comparative models for electrical load forecasting. New York: John & Sons, 1985. 200 p.
7. Multifactor modeling and analysis of electrical load of the power system using the data of long-term prehistory / Chernenko P., Martyniuk O., Zaslavsky A., Miroshnyk V. // *Tekhnichna Elektrodynamika*. 2018. Issue 1. P. 87–93. doi: <https://doi.org/10.15407/techned2018.01.087>
8. Box D., Jenkins G. Analysis of Time Series. Forecast and Management. New Jersey, 1977. 729 p.
9. Варецький Ю. О., Карач Л. В. Оперативно-диспетчерське керування електроенергетичними системами. Львів: Львівська політехніка, 2002. 160 с.
10. Стахів П. Г., Козак Ю. Я., Гоголюк О. П. Підвищення ефективності алгоритмів побудови макромоделей об'єктів електроенергетичних систем // *Технічна електродинаміка*. 2014. № 5. С. 29–31.
11. Говоров П. П., Бакулевський В. Л. Поліпшення математичної моделі розрахунку та прогнозування втрат електроенергії на основі нейронних мереж // *Вісник Вінницького політехнічного інституту*. 2018. № 2. С. 14–19.
12. Prusty B. R., Jena D. An over-limit risk assessment of PV integrated power system using probabilistic load flow based on multi-time instant uncertainty modeling // *Renewable Energy*. 2018. Vol. 116. P. 367–383. doi: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.09.077>
13. The power load's signal analysis and short-term prediction based on wavelet decomposition / Wang H., Ouyang M., Wang Z., Liang R., Zhou X. // *Cluster Computing*. 2017. doi: <https://doi.org/10.1007/s10586-017-1316-3>
14. Бондарчук А. С. Внутрішньобудинкове електропостачання. К.: Освіта України, 2015. 480 с.